用户视角下知识类微博信息质量评价模型构建及实证研究

尤瑾　朱学芳

南京大学信息管理学院、南京大学江苏省数据工程与知识服务重点实验室，南京，210023

摘要：[目的/意义]构建知识类微博信息质量的评价指标体系与评价模型，为知识类微博信息质量的提升和微博知识服务的改善提供参考。[方法/过程]通过文献调研与问卷调研，确立评价指标体系。收集用户评分数据进行实证分析，利用 TOPSIS 对 30 个知识类微博计算综合得分，并将数据输入 RBF 神经网络进行仿真训练。[结果/结论]测试结果显示，本文建立的知识类微博信息质量评价模型的仿真值与实际评分值的误差均在 6%以内。该模型能够较准确地拟合用户评分数据，适用于复杂多维指标体系下的微博信息质量评价场景，对知识类微博及其他类型的微博信息质量评价具有一定的借鉴意义。

关键词：知识类微博，信息质量评价，评价指标，用户视角，TOPSIS，RBF

分类号：G203

1 引言

2022 年 8 月，中国互联网络信息中心（CNNIC）发布的第 50 次《中国互联网络发展状况统计报告》[1]指出，截至 2022 年 6 月，我国网民规模为 10.51 亿，互联网普及率达 74.4%。互联网技术的迅猛发展与网民数量的急剧增多，推动了 Web2.0 生态下社会化媒体信息生产模式和传播途径的全面革新，用户高参与度为社会化媒体平台提供了海量、丰富的用户生成内容（UGC），使社会化媒体平台成为了网络信息资源的重要载体。微博作为一种典型的社会化媒体，具备广泛的用户基础，2022 年 9 月新浪微博公布的 2022 财报[2]中显示，截至 2022 年二季度末，新浪微博月活跃用户达到 5.82 亿、日活跃用户达到 2.52 亿，在国内社交平台中位居前列。如此大规模的活跃用户不仅为微博带来了大量高互动、低成本、快传播的信息，也增加了微博信息质量评估和微博信息筛选的难度。

与此同时，随着用户对社会化媒体信息质量的要求日益提高，越来越多的社会化媒体由 UGC 模式向 PGC-UGC 模式转型[3]，微博在知识共享[4]、知识交流[5]、知识传播[6]方面的价值愈发不容忽略。本文所指的知识类微博包含例如@科普君 XueShu、@博物杂志的泛科普类微博和例如@中国人工智能学会 CAAI、@许超医生的专业知识微博。目前学界仍未形成知识类微博的明确定义，类比清华大学 2019 年知识传播报告[7]中对“知识类短视频”的阐述，即“以分享知识作为主要目的、以知识讲解作为主要内容、观看者能从中获得知识的短视频”，本文将“知识类微博”概括为“以分享泛知识或专业知识为主要目的，以知识讲解、知识答疑、知识导航为主要内容，读者能从中获得知识的微博”。知识类微博的生产过程是对知识的创造和再加工，旨在为用户提供有意义的多媒体信息。与知乎、慕课等其他知识共享社区的信息相较，知识类微博信息依托于微博平台丰富的创作机制和社交功能，在多样性、互动性、公开性方面具备独特优势；与微博平台的其他网络信息相较，知识类微博信息侧重于交流和传播知识，用户对其信息权威性与信息可靠性有着更高的要求和期待，与生活化、个人化、娱乐化的信息具有显著区别。结合以往的研究与对知识类微博的观察，本文以丰富社交媒体平台知识服务的内涵为支点，开展对知识类微博信息质量评价的研究。

当前对微博信息质量的研究主要集中于整体评价框架的探索[8]、评价指标体系的制定[9]上，而针对具体微博信息质量评价方法的研究较少，对知识类微博信息质量的研究则更加鲜见。针对知识类微博信息质量评价问题，本文从用户视角出发，提出了一种基于 TOPSIS 综合评价方法与 RBF 神经网络结合的信息质量评价模型，以文献分析、用户调研为基础构建评价指标，使用 TOPSIS 综合评价为 30 个具体的知识类微博进行评分，并将评分数据输入 RBF 神经网络中训练神经网络，得到测试结果有效的评价模型。

该模型为知识类微博的信息质量评价提供了一种合理、客观、系统的评价方式，有助于知识类微博选择提升信息质量的方向策略，也对其他类型的微博信息质量评价有一定的参考价值。同时，本文填补了社会化媒体信息质量研究中“知识类微博”领域的研究空白，对社会化媒体平台知识服务优化有着十分重要的现实意义。

2 知识类微博信息质量评价指标体系构建

2.1 知识类微博信息质量评价指标选取

为确定合理的知识类微博信息质量评价指标，本文梳理了国内外学者在社会化媒体信息质量评价、UGC 信息质量评价、微博信息质量评价等方面的研究。

N. Agarwal 和 Y. Yiliyasi[10]对社会化媒体信息质量的研究较早，他们提出了社会化媒体信息质量评价的四个维度：信息内在质量、信息情景质量、信息表现质量、信息获取质量。K. Sora[11]在信息完整性和信息可用性等因素的基础上，加入信息可靠性、信息稳定性、信息有趣性、信息原创性作为用户生成信息网站的信息质量评价指标。W. Boyuan[12]等人综合了 UGC 用户的注册信息、社会关系网络、互动信息等指标建立了评价模型，对天涯社区进行用户权威等级划分和 UGC 整体信息质量评价的实证分析。M. Meredith[13]等人对 Twitter 信息可信度的研究表明，相比于信息本身的真实性，Twitter 用户更倾向于依靠信息发布者的用户信息来判断信息的可信程度。冯缨和张瑞云[14]将个人微博的信息质量评价体系划分为信息内容质量、信息表达质量、信息效用质量、发布者质量四个一级指标和客观性、敏感度、易理解性、传播力等 12 个二级指标。胡媛[15]等人以信源可信度和信息质量的双路径视角构建了系统化的评价指标体系，由层次分析模型计算结果确立了信息时效性是最重要的指标。X. Yingcheng[16]等人使用评论数、参与数、转发数、点击率等定量指标分别对网站、论坛、博客、微博的消费品信息进行评估，构建了网络信息影响力的评价模型。

从国内外研究来看，不同学者对信息质量评价的侧重点也不尽相同，但不难发现基于信息权威性（用户注册信息[12]等）、信息可靠程度（信息客观性[14]、信息准确性[15]、信息时效性[15]、信息可获取性[10]等）、信息吸引力（信息有趣性[11]、信息易理解性[14]等）、信息影响力（社会化关系网络[14]、互动程度[16]、信息传播力[14]）这几个维度的评价指标在这些研究中都有所提及。

根据前述研究，结合知识类微博高专业度、深影响力的特性，在现有信息质量评价模型的基础上，本文初步拟定知识类微博信息质量的评价指标体系。体系囊括信息权威性、信息可靠性、信息吸引力、信息影响力 4 个一级指标，25 个二级指标。各指标说明及部分文献来源如表 1 所示。

表 1 知识类微博信息质量评价指标

一级指标	二级指标及文献来源	指标说明
信息权威性	微博账号认证信息[12][14]	官方平台认证的等级、评分、称号
	微博账号持有者资质[21]	账号持有者的专业背景、学术资质等
信息可靠性	真实性[15][21]	微博内容描述与真实情况的符合程度
	准确性[15][18]	微博的概念、知识等描述是否准确无误
	完整性[8][14]	微博内容是否具备完整的信息和逻辑
	客观性[14][18]	微博发表的评价、观点是否客观
	及时性[14][22]	微博是否紧跟对应领域前沿和热点
	可追溯性[18]	能否通过搜索、链接等追溯到博主或博文
	表达规范性[14][19]	微博的相关知识表述是否专业、符合规范
	相关性[14][18]	微博信息是否与用户需求的信息相关
	学习性[20]	微博内容能否被用户群体学习掌握
	安全性[10][18][19]	微博信息是否涉及产权问题、隐私问题等
信息吸引力	新颖性[11]	微博的观点、形式、视角是否新颖、有趣
	易理解性[14][22]	微博是否适应碎片化阅读习惯，易被用户理解
	内容多样性[8]	文字、图片、视频、链接等多种内容结合
	简洁性[8]	微博内容的排版、分类是否简单直观
	推荐性[21]	用户是否愿意将微博分享、推荐给其他用户
	粉丝数[12][21]	（定量）账号的粉丝用户数量

	关注数[12]	（定量）账号的关注用户数量
	微博总阅读数[12]	（定量）一定时期内微博全部阅读量
	微博总发布数[15][21]	（定量）一定时期内微博全部发布量
信息影响力	微博平均点赞数[20]	（定量）一定时期内微博平均点赞量
	微博平均评论数[8][12]	（定量）一定时期内微博平均评论量
	微博平均转发数[8][12]	（定量）一定时期内微博平均转发量
	持续性[17]	账户发布微博、与用户互动的持续程度

2.2 知识类微博信息质量评价指标调研与分析

2.2.1 样本收集与统计　参照前文的评价指标体系理论研究，通过用户调研了解初始指标的重要程度。调研采用问卷调查法，调查问卷分为“被试者基本信息”与“知识类微博信息质量评价指标重要性”两个部分。第一部分包含年龄、性别、职业、学历等身份信息，以及微博使用情况、知识类微博关注情况等背景信息。第二部分包含拟定的 25 个评价指标题项，采用 7 级 Likert 量表,选项 1 至 7 分别对应“非常不重要、不重要、比较不重要、一般、比较重要、重要、非常重要”。

通过微博、微信、QQ 等社交平台随机发放网上调查问卷，总计回收问卷 208 份，筛选得到有效问卷 190 份，问卷有效率 91.3%。被调查人员的部分基本信息统计如表 2 所示。

表 2　被调查人员的基本信息(部分)

基本特征	类别	样本数	占比
性别	男	80	42.3%
	女	109	57.7%
年龄	18 周岁以下	4	2.1%
	18-25 周岁	137	72.1%
	26-40 周岁	45	23.7%
	41-60 周岁	3	1.6%
	60 周岁以上	1	0.5%
新浪微博使用时间	5 年以上	58	30.5%
	2-5 年	86	45.3%
	1-2 年	26	13.7%
	1 年以内	12	6.3%
	从未使用	8	4.2%
知识类微博关注程度	经常关注	27	14.2%
	偶尔关注	92	48.4%
	很少关注	52	27.4%
	从未关注	13	6.8%
	有意愿但仍未关注	6	3.2%

2.2.2 信效度检验　调查问卷样本的信度与效度检验在 SPSS 26.0 软件上进行，其中信度检验包括总体的可靠性检验与各个维度的可靠性检验，效度检验包括因子分析适应性检验和探索性因子分析，具体内容如下：

（1）信度检验

第一步，先验证各项指标与整体指标体系的相关性。分别计算 25 个指标的总 Cronbach’α 系数、各指标与总计相关性（CTTI）、各指标删除后的 Cronbach’α 指数（CAID）。可靠性检验结果显示，“关注数”的 CTTI 值为 0.299，小于 0.3，且 CAID 大于总 Cronbach’α 值，表明该项与总表的相关性不强，删除后可以提升量表的可靠性。考虑到“关注数”更多地反应微博发布者的社会网络关系和个人兴趣领域，并不能很好地说明博主发布的微博的信息质量，因此删除该项指标。剩余 24 项指标再次进行可靠性分析，结果显示各项指标 CTTI 均大于 0.3、CAID 值均小于总 Cronbach’α 值，故均可保留。

第二步，验证每个维度下各项指标的相关性。根据预设的三个维度，分别计算每个维度的 Cronbach’α 值和各项对应的 CTTI、CAID 值，计算结果如表 3 所示。结果显示各个维

度的Cronbach'α 值均大于0.7，维度内各项指标的CTTI均大于0.3，且CAID均小于各自维度的Cronbach'α 值，表明调查结果具有较高的可靠性，可以进行后续的效度检验。

表3 信度分析结果

维度	指标名称	CTTI	CAID	Cronbach'α
信息权威性	微博账号认证信息	0.552	-	0.711
	微博账号持有者资质	0.552	-	
信息可靠性	真实性	0.632	0.844	0.862
	准确性	0.638	0.844	
	完整性	0.619	0.845	
	客观性	0.623	0.844	
	及时性	0.537	0.852	
	可追溯性	0.661	0.841	
	表达规范性	0.560	0.850	
	相关性	0.383	0.864	
	学习性	0.520	0.853	
	安全性	0.555	0.850	
信息吸引力	新颖性	0.458	0.728	0.752
	易理解性	0.540	0.702	
	内容多样性	0.630	0.664	
	简洁性	0.492	0.717	
	推荐性	0.479	0.724	
信息影响力	粉丝数（定量）	0.567	0.808	0.829
	关注数（定量）	0.471	0.821	
	微博总阅读数（定量）	0.601	0.805	
	微博总发布数（定量）	0.651	0.798	
	微博平均点赞数（定量）	0.060	0.858	
	微博平均评论数（定量）	0.696	0.792	
	微博平均转发数（定量）	0.640	0.800	
	持续性	0.653	0.799	

（2）效度检验

效度检验在信度检验后保留的24个指标上进行。首先，用KMO取样适用性数和Bartlett球形度检验样本数据的因子分析适应性。经SPSS 26.0计算得到样本数据的KMO值为0.853，显著性为0.000，两者均达标，说明样本数据适用因子分析。

接着，利用主成分分析法对样本数据进行探索性因子分析。设置基于特征值提取因子，提取特征值大于1的全部因子，并采用最大方差法对载荷因子做正交旋转，设置载荷低于0.5则不显示值。KMO、显著性与总方差解释如表4所示，第一次探索性因子分析共提取了5个公共因子，累计方差贡献率达61.4%，但公共因子数与预设的维度数目不符合，因此需要对评价指标做进一步的修正。

表4 效度分析结果

KMO	巴特利特球形检验			旋转载荷平方和			
	近似卡方	自由度	显著性	成分	总计	方差百分比	累计百分比
0.853	2173.083	276	0.000	1	3.567	14.861	14.861
				2	3.213	13.389	28.251
				3	3.182	13.259	41.510
				4	2.773	11.554	53.064
				5	2.003	8.345	61.409

2.3 知识类微博信息质量评价指标体系修正与确立

2.3.1 评价指标体系的修正　指标体系的修正主要通过重复探索性因子分析步骤来完成，以每一次修剪指标后的指标共同度（公因子方差）、旋转后因子载荷作为评判标准，共同确定当前指标及所属维度是否符合专业预期，如不符合则继续删除异常指标，重复因子分析步骤，直至所有指标均符合预期。由于每个指标的增删都会影响下一次分析后评判值的变化，因此每次修剪都只删除尽量少的指标，保证指标尽可能不被误删。

前述第一次因子分析得到“新颖性”的共同度为0.354，小于0.4，“学习性”的旋转后因子载荷未显示，小于0.5，表明这两个指标较难提取出公共因子，不适合继续用主成分分析模型进行因子分析，予以删除。保持参数设置不变，对剩余22个指标开展第二次因子分析。结果显示所有指标的共同度均达标，但“总阅读数”旋转因子载荷小于0.5，予以删除。第三次因子分析显示“粉丝数”旋转因子载荷小于0.5，予以删除。第四次因子分析后所有指标的共同度和旋转因子载荷均符合标准，但“微博平均点赞数”在两个公共因子上的载荷分别为0.653、0.547，说明该指标所属维度不清晰，予以删除。第五次因子分析结果如表5所示，得到5个公共因子，19个指标的共同度和旋转因子载荷都达到标准，且所有指标都只在唯一的公共因子上载荷值大于0.5，无法判断需要修剪的指标，因此需要依据每个维度与指标的对应情况来进行修正。

表5 最终的旋转载荷矩阵

指标名称	成分				
	1	2	3	4	5
准确性	0.795				
客观性	0.762				
真实性	0.726				
及时性	0.622				
表达规范性	0.553				
完整性	0.543				
内容多样性		0.758			
微博平均转发数		0.695			
易理解性		0.622			
简洁性		0.621			
推荐性		0.613			
微博平均评论数			0.798		
微博总发布数			0.760		
持续性			0.646		
安全性				0.727	
相关性				0.631	
可追溯性				0.574	
微博账户认证信息					0.856
微博账户持有者资质					0.721

根据表5可见，预设的“信息权威性”维度不变，予以保留。“信息吸引力”维度中，新加了量化指标“微博平均转发量”，该指标与“易理解性”“内容多样性”“简洁性”“推荐性”的联系在于：用户更容易被多样、简洁、易理解的知识内容吸引眼球和产生共鸣，继而产生后续对知识类微博的推荐、转发等分享行为；分享信息者重新组合排列后的形成的“子信息”[23]是否容易使被分享者接受，是信息能否被共享的重要原因，故而从信息共享的角度出发，将这个维度重新命名为“信息共享性”。原本的“信息影响力”维度中，余下“总发布数”“微博平均评论数”“持续性”三个指标，由于知识类微博的信息影响力需要从阅读量、点赞量、转发量等其它方面共同衡量，因此继续使用“信息影响力”的一级指标已不够准确；单位时间内微博发布数量代表微博发布的频率，持续性表示微博发布在连续时间线上的分布情况，这两个指标潜在影响着用户互动的积极性与粉丝黏性，平均评论数量则直观地体现用户与微博的互动程度，它们均与用户互动相关，且相关研究表明用户对信息的接收与发布对信息传播的互动性起到了关键作用[24]，故综合考量后，将该维度更正为“信息互动性”，用以衡量知识类博主与用户的互动程度。原来的“信息可靠性”维度被一分为二，“可追溯性”“相关性”“安全性”三个指标集合成一个新的维度，从知识搜集者对相关信息的需求出发，信息可追溯、信息安全为其获得符合预期的信息提供了重要保障，因此这三个指标可以归纳为“信息易得性”[25]。剩余“真实性”“准确性”“完整性”“及时性”“客观性”“表达规范性”都是描述知识类微博的信息是否专业、可靠的指标，因此保留在“信息可靠性”维度下不再变更。

综上所述，本文在 2.1 节初步拟定的知识类微博信息质量评价指标体系（四个一级指标、25 个二级指标）被修正为更加细化和简明的指标体系，最终的指标体系包含“A 信息可靠性、B 信息共享性、C 信息互动性、D 信息易得性、E 信息权威性”5 个一级指标，“A_1准确性、B_1内容多样性、C_1微博平均评论数、D_1相关性、E_1账户认证信息……”等 19 个二级指标。

2.3.2 评价指标体系的确立　对新的评价指标再次进行信效度分析，信度分析结果显示总计 Cronbach’α 值为 0.87，各维度 Cronbach’α 值均大于 0.65，效度分析显示 KMO 为 0.847，显著性为 0.000，总方差解释率为 65.4%，表明该指标体系在样本数据上具有较高的可靠度和有效性，因此可以确立为最终的知识类微博信息质量评价指标体系，结构如图 1 所示。

现有的网络信息质量评价指标体系虽包含全面、丰富的评价指标，但仍存在未区分研究对象、直接套用评价指标体系、指标多而杂等现象[26]，针对这类问题，本文将研究主体锚定为知识类微博信息，并在已有的网络信息质量评价体系的基础上，尝试加入了 7 个定量指标。除此之外，为了避免本文构建的知识类微博评价指标体系发生冗余，根据用户调研情况筛除非关键的评价指标，保留最具影响力的评价指标。调研结果显示，用户普遍对于知识类微博的粉丝数、关注数、总阅读数、平均点赞数这类指标的重要程度并不看好，这与现有的网络信息质量评价指标体系一致；但与其他微博信息质量评价指标相区别的是，比起知识类微博信息的及时性，用户更加看重信息的准确性、完整性、表达规范性等反映客观事实的评价指标，这与知识类微博作为知识传播媒介的知识价值属性相吻合。

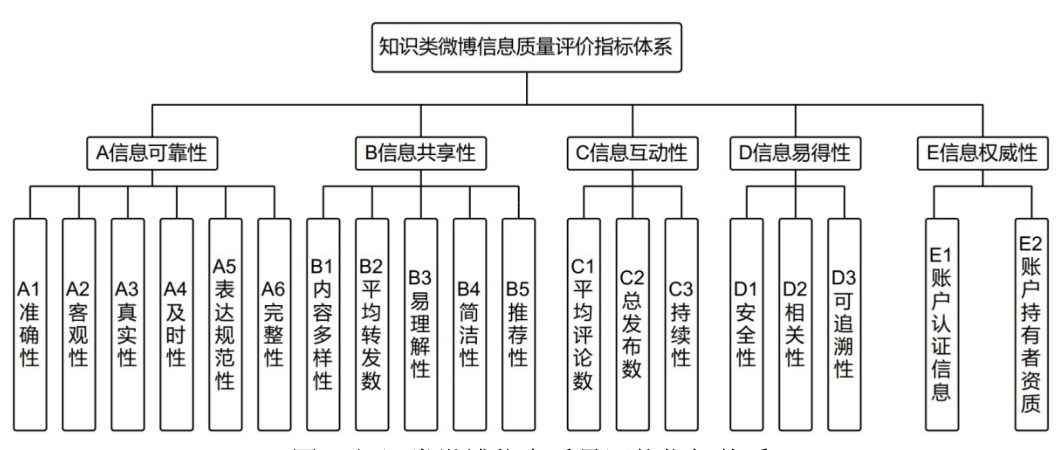


图 1　知识类微博信息质量评价指标体系

3 知识类微博信息质量评价模型构建

从研究方法出发，国内外有关信息质量评价模型的实证研究分为两个类别，一是采用传统的层次分析法[27]、模糊综合评价法[28]、结构方程模型[29]、灰色关联分析[30]、物元可拓模型[31]等统计分析方法建立评价模型，二是将传统评价方法结合机器学习算法建立评价模型，如基于决策树[32]、BP 神经网络[33]等算法搭建信息质量评价模型。

传统评价方法中的层次分析法、模糊综合评价法较受专家打分的影响，灰色关联分析、物元可拓模型在计算过程中亦包含主观赋值，各环节的评价过程容易受到主观经验制约；结构方程模型虽规避了主观打分的影响，但其模型结构复杂，对样本要求较高，且变量较多时，参数调整较困难。决策树结构简单、计算复杂度不高，但在变量较多的情况下容易过拟合。BP 神经网络相较于 RBF 网络，也有着耗时长、拟合易陷入局部极小点的风险。故综合评估各分析方法的优劣后，本文采用无需主观赋值、不受样本数影响的 TOPSIS 方法与结构简单、拟合效率和效果都较好的 RBF 神经网络作为评价方法，采用 TOPSIS 综合评价的方式获取用户评价信息，通过 RBF 神经网络对评价信息进行自适应学习，构建知识类微博的信息质量评价模型。

3.1 TOPSIS 综合评价方法

TOPSIS 是由 C. Hwang 和 K. Yoon[34]在 1981 年提出的一种多目标决策分析方法，能够给出评价对象与最优理想解的接近程度。其对样本量、评价指标数目无严格限制，因此被

广泛地应用于服务质量[35]、医疗质量[36]、环境质量[37]、行业发展[38]等领域的评价模型当中。TOPSIS 评价方法的计算过程如下：

（1）创建原始矩阵

将所有的评分数据列为一个矩阵，其中为评价对象数量，为指标数量，评分数据原始矩阵为：

（2）评分矩阵标准化

通过标准化计算，得到标准矩阵：

，其中 (1)

（3）计算每个评价对象与最优解和最劣解的距离

定义最优解、最劣解分别为每个指标中数据的最大值、最小值的集合：

，

则第个评价对象与最优解、最劣解的距离分别为：

， (2)

（4）计算总得分

第个评价对象得分以其与最优解、最劣解的综合距离来衡量，即：

(3)

其中，当越大时，表明与最优解距离越小，评价对象越优。

3.2 RBF 神经网络

径向基函数（Radial Basis Function，RBF）神经网络是一种包含输入层、隐含层、输出层的三层前向网络，因其优良的非线性拟合性能而被广泛地应用于工程质量评价[39]、气候预测[40]、教学质量评价[41]、信息网络评价[42]等领域当中。本文选取的 RBF 神经网络算法能够自动地根据数据改变计算神经元数目，当输入数据进入隐含层后，神经网络通过计算输入数据中误差最大的输入向量增加神经元（高斯径向基函数），神经元的权重等于该输入向量。随着每次计算得到新的最大误差向量，网络逐次增加神经元，每一次迭代使得误差更小，直至最终数据的最大误差达到规定的误差阈值，则神经网络停止训练，模型的内部结构稳定。RBF 神经网络结构示意如图 2 所示。

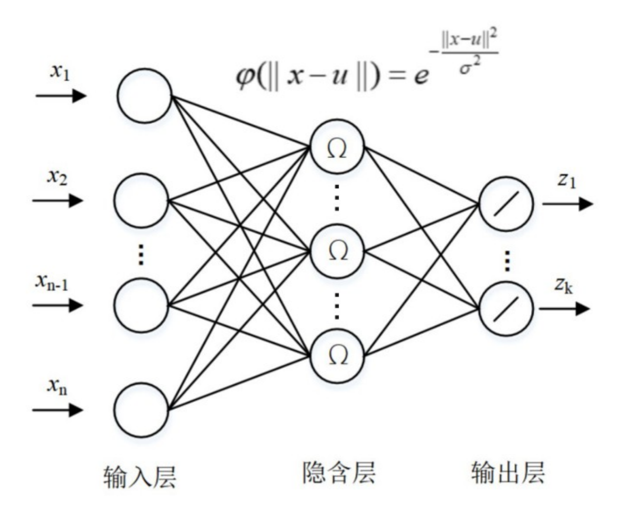


图 2 RBF 神经网络结构[43]

RBF 神经网络最大的优点是具有任意非线性函数的逼近能力，相较于另一种常用的全局逼近型神经网络——BP 神经网络，它使用的是局部逼近网络，每次迭代只会激活最相关的部分神经元，不需要调整所有神经元的参数，因此不易在学习时陷入局部极小点。另外，RBF 神经网络的输入层与输出层虽然是一种非线性映射，但隐含空间到输出层的映射却是线性的，因此网络的收敛速度很快。

本文基于 RBF 具备的优秀的非线性函数拟合性能和快速收敛能力，利用 RBF 神经网络对 TOPSIS 综合评价得到的指标打分和总评分数据进行学习和拟合，根据其自适应、自组织习得的神经网络参数，构建知识类微博信息质量的评价模型。

3.3 知识类微博信息质量评价模型

知识类微博信息质量评价模型的核心即 TOPSIS 综合评价、RBF 神经网络两个部分。模型构建的主要过程可以分为数据获取、综合评价、模型训练三个关键步骤：

首先，根据已确立的 19 个知识类微博信息质量评价指标，制定微博打分表；再通过社交网络招募真实用户作为实验人员，实验人员对指定的知识类微博进行评分；经数据预处理后的评分数据，作为 TOPSIS 综合评价的数据原始矩阵。

其次，利用 TOPSIS 综合评价方法对评分数据进行计算，得出每个评价对象的综合得分，19 列评分数据与 1 列得分数据作为实际值，共同组成后续 RBF 神经网络的训练数据集。

最后，在整合好的数据集上训练 RBF 神经网络，使其生成与实际数据拟合情况最优的隐含层神经元；训练完成的神经网络通过测试，则获得可用于知识类微博信息质量评价场景的模型。知识类微博信息质量评价模型的构建过程如图 3 所示。

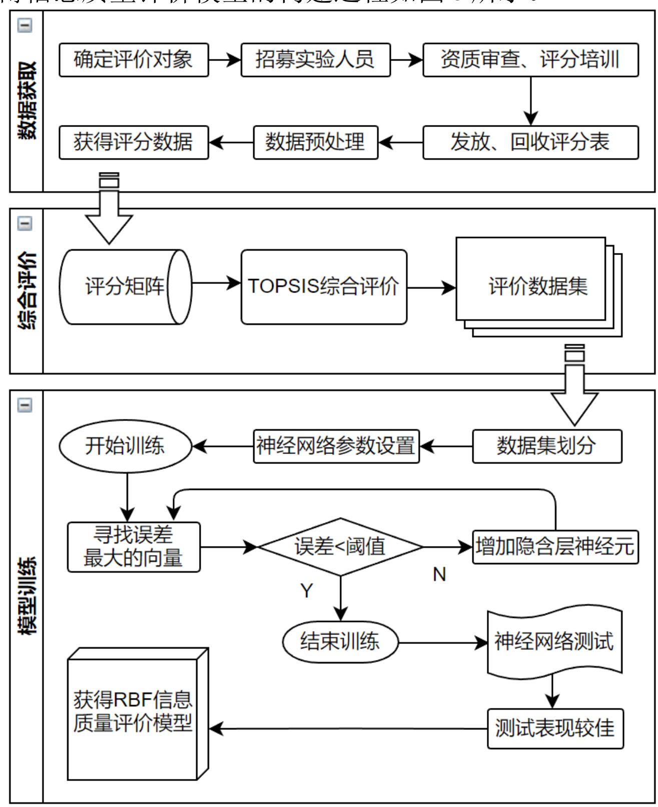


图 3 知识类微博信息质量评价模型的构建过程

4 知识类微博信息质量评价的实证分析

4.1 知识类微博信息质量评价数据获取

4.1.1 数据采集　根据 2.3 节明确的知识类微博信息质量评价体系，对每个指标进行标准化规定，使其适用于不同用户的满意度测评。本文随机选取了“知识”分类下的 30 个博主，包含人工智能、法律、财经、医疗、科普、历史 6 个知识类细分领域，以 30 个知识类博主作为被评价对象。

根据评价对象的 6 个知识类细分领域，在每个领域招募具备相关专业背景的新浪微博用户（使用时间 5 年以上、使用频率不低于 10 次/月）作为实验人员，经过资质审查和评分培训后，每个领域选取了 13 名实验人员。接着向实验人员线上发放知识类微博信息质量评分表，针对评价指标体系中的 16 个定性指标，采用 Likert7 级量化表对其所在领域的 5 个知识类博主进行评分。剩余 3 个定量指标，即 B_2 平均转发数、C_1 平均评论数、C_2 总发布数，数据来源于西瓜数据微博版 2022 年 9 月的微博统计数据。

最终的知识类微博信息质量评价样本包含用户对 19 个指标进行评价的 390 条评分记录，每个微博有来自不同实验人员的 13 条评分数据。部分评分数据如表 6 所示。

表 6 知识类微博信息质量评分数据（部分）

No.	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	C_1	C_2	C_3	D_1	D_2	D_3	E_1	E_2
X_{01}	6	6	7	1	5	2	1	0	6	6	2	0	0	1	7	7	5	5	7
X_{11}	2	2	2	1	2	1	1	0	2	1	1	0	0	1	5	6	1	4	4
X_{21}	4	5	5	5	4	4	5	9	5	4	4	2	11	5	6	5	5	6	5
X_{31}	6	2	6	7	5	5	7	2	6	5	5	1	71	7	5	4	4	4	4
X_{41}	6	7	7	6	5	6	7	0	4	6	6	0	47	7	5	7	5	4	5
X_{51}	6	6	6	6	4	5	3	0	3	6	2	0	47	6	6	7	5	4	5
X_{61}	4	4	4	3	3	4	4	2	4	4	3	0	47	5	5	6	4	3	3
X_{71}	5	3	5	6	5	5	4	6	7	5	3	13	1169	7	5	3	6	6	4
X_{81}	5	4	6	6	3	5	4	0	4	3	3	0	18	4	4	4	4	5	7
X_{91}	5	5	6	5	5	5	7	0	7	5	7	0	18	5	7	7	5	4	6

4.1.2 数据预处理　如表所示的评价数据中，定量指标 B_2、C_1、C_2 对应的数据与其他定性指标存在较大极差，为保证评价过程和模型训练结果的准确，需要对数据进行处理。由于数据的最小值与最大值差距过大，且多集中在同一区间，因此常规的等距离散处理会使得数据在某些区间过于集中、在另一些区间数据量少，故不适用于本次评价数据样本。为保证数据分布不过度极化，采用等频率离散处理，将数据从小到大排列，并按照 7 个等频率区间均匀分散，每个区间的数据重新赋值为 1-7。等频率离散处理使某些容易聚集在同一区间的数据分散到不同区间，较好地保留了原始定量数据存在的分布差异，使用处理后的数据替换原始评分数据，得到如表 7 所示的最终评价数据。

表 7 最终的知识类微博评分数据（部分）

No.	A_1	A_2	A_3	A_4	A_5	A_6	B_1	B_2	B_3	B_4	B_5	C_1	C_2	C_3	D_1	D_2	D_3	E_1	E_2
X_{01}	6	6	7	1	5	2	1	1	6	6	2	1	1	1	7	7	5	5	7
X_{11}	2	2	2	1	2	1	1	1	2	1	1	1	1	1	5	6	1	4	4
X_{21}	4	5	5	5	4	4	5	3	5	4	4	2	2	5	6	5	5	6	5
X_{31}	6	2	6	7	5	5	7	2	6	5	5	1	4	7	5	4	4	4	4
X_{41}	6	7	7	6	5	6	7	1	4	6	6	1	3	7	5	7	5	4	5
X_{51}	6	6	6	6	4	5	3	1	3	6	2	1	3	6	6	7	5	4	5
X_{61}	4	4	4	3	3	4	4	2	4	4	3	1	3	5	5	6	4	3	3
X_{71}	5	3	5	6	5	5	4	2	7	5	3	4	7	7	5	3	6	6	4
X_{81}	5	4	6	6	3	5	4	1	4	3	3	1	2	4	4	4	4	5	7
X_{91}	5	5	6	5	5	5	7	1	7	5	7	1	2	5	7	7	5	4	6

4.2 知识类微博信息质量的 TOPSIS 综合评价

TOPSIS 综合评价过程基于 MATLAB R2022b 平台进行。首先，将数据处理得到的评分矩阵输入 TOPSIS 计算程序，由公式 3.1 对矩阵进行标准化。接着，将标准化矩阵代入公式(2)和(3)中，计算得出每条评分记录的综合得分，30 个分组中的分别求得平均值，作为博主的信息质量综合评分。最后，在分数对应区间(0.4,0.8)中划分(0.4,0.5)、(0.5,0.6)、(0.6,0.7)、(0.7,0.8)四个子区间，分别对应合格、一般、良好、优秀 4 个等级，更加直观地衡量知识类微博信息质量。30 个知识类微博信息质量得分、排名、等级如表 8 所示。评价结果显示，30 位知识类博主中有 4 位信息质量等级达到优秀，8 位良好，15 位一般，仅有 3 位评为合格。样本等级多集中于良好和一般，等级分布呈近似正态分布，分布特征与大众对社交媒体信息质量的认知相符，即社交媒体信息质量大多数处于中间水平，优质和劣质的内容相对较少，显然知识类微博样本的信息质量同样遵循这一规律。

表 8 知识类微博信息质量的评价结果

编号	得分	排名	等级	编号	得分	排名	等级
1	0.4251	30	合格	16	0.7516	2	优秀
2	0.5275	20	一般	17	0.6237	9	良好

3	0.5193	24	一般	18	0.7048	5	良好
4	0.5804	15	一般	19	0.4605	29	合格
5	0.5211	23	一般	20	0.5470	19	一般
6	0.5618	18	一般	21	0.7473	3	优秀
7	0.5007	27	一般	22	0.6576	7	良好
8	0.5021	26	一般	23	0.7204	4	优秀
9	0.5140	25	一般	24	0.6876	6	良好
10	0.5879	13	一般	25	0.5783	17	一般
11	0.4959	28	合格	26	0.7539	1	优秀
12	0.5229	21	一般	27	0.5219	22	一般
13	0.5865	14	一般	28	0.6408	8	良好
14	0.5796	16	一般	29	0.6156	10	良好
15	0.6026	12	良好	30	0.6149	11	良好

4.3 RBF 神经网络训练

4.3.1 构建数据集　经 TOPSIS 综合评价获得的数据集包含 390 条评价记录，每个记录中除 19 个指标对应的评分数据外，还包含 1 个综合得分数据。数据集按照 10:3 的比例分为训练集和测试集，训练集由 300 条评价记录组成，测试集的 90 条记录来源于 30 个微博评价记录中分别抽取的 3 条评价记录。

4.3.2 仿真实验　仿真实验在 MATLAB R2022b 软件上进行。首先设置输入神经元个数为 19，输出神经元个数为 1，隐含层神经元的个数由网络在训练过程中迭代生成，训练目标为 0.0001，最大生成神经元数目（Neurons maximum number, MN）为 300，每次展示加入的神经元数（Neurons between display, DF）为 25。神经网络的参数设置如表 9 所示。

表 9 RBF 神经网络参数

Input	Goal	Spread	MN	DF	Performance	Output
19*300	0.0001	190	300	25	MSE	19*1

仿真实验迭代了 90 次，在隐含层神经元达到 90 个时停止，训练过程如图 4 所示。神经网络在训练集上的 MSE 达到 0.000099，小于目标值 0.0001，说明该网络对训练数据的拟合效果较佳。

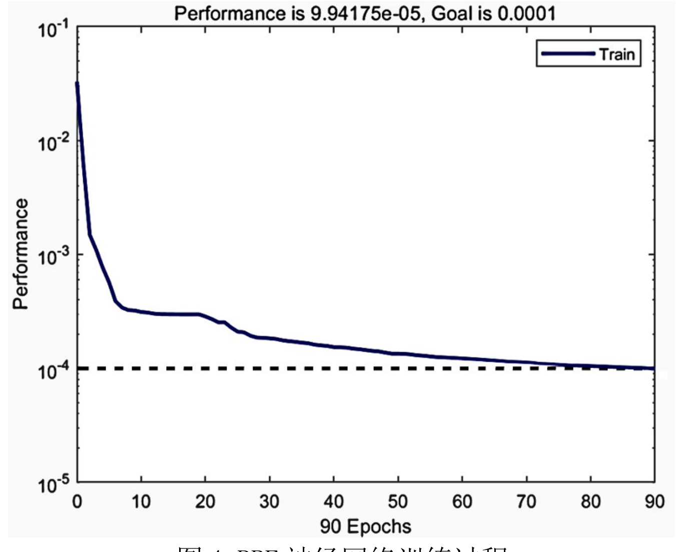


图 4 RBF 神经网络训练过程

接着利用训练完成的 RBF 神经网络在测试集上对 30 个知识类微博进行评价测试，测试集的 MSE 为 0.0007，表明评价网络在测试集上具有较好的拟合效果。

表 10 RBF 神经网络测试结果

编号	实际打分	仿真得分	误差	编号	综合得分	仿真得分	误差
1	0.4130	0.4050	1.93%	16	0.7385	0.7394	-0.12%

2	0.5608	0.5593	0.28%	17	0.6359	0.6360	-0.02%
3	0.4419	0.4394	0.57%	18	0.6997	0.6961	0.51%
4	0.5322	0.5265	1.07%	19	0.4142	0.4007	3.25%
5	0.5673	0.5620	0.94%	20	0.5034	0.5160	-2.50%
6	0.5525	0.5406	2.15%	21	0.7424	0.7474	-0.68%
7	0.4700	0.4731	-0.68%	22	0.6816	0.6831	-0.22%
8	0.4894	0.4878	0.33%	23	0.7168	0.7143	0.35%
9	0.5366	0.5286	1.49%	24	0.6783	0.6758	0.37%
10	0.5981	0.6013	-0.53%	25	0.5664	0.5705	-0.71%
11	0.4830	0.4564	5.51%	26	0.7372	0.7327	0.60%
12	0.5012	0.5146	-2.67%	27	0.5826	0.5854	-0.48%
13	0.5726	0.5659	1.18%	28	0.6619	0.6608	0.16%
14	0.6309	0.6277	0.50%	29	0.6610	0.6546	0.97%
15	0.6256	0.6222	0.54%	30	0.6304	0.6378	-1.18%

如表 10 所示，比较 30 个微博信息质量测试样本上的综合评分与仿真计算的得分，可得训练完成的 RBF 神经网络在 30 个微博上的仿真效果与用户评分效果非常相近，误差率绝对值均在 6%以内，最低仅有 0.02%。误差率绝对值最高达到 5.51%，，针对误差最大的第 11 位博主的数据进行分析，发现该微博的用户打分分值极差较大，同一指标出现 1 分与 7 分的分值，受到这个案例的影响，训练曲线在 8 Epoches 出现缓慢地爬升，故而该微博在测试集的误差表现也不佳。除序号 11 的微博之外，其余知识类微博的打分数据均正常通过仿真训练，也在测试阶段表现出较好的拟合效果。考虑到人工打分存在的差异性，且测试 MSE 达到 0.001 以下，样本误差值与平均误差值均在允许接受的范围内，因此本文认为模型仍然以优秀的表现通过测试。

5 结语

本文基于现有的知识类短视频定义，探索性地提出知识类微博的概念，细化微博信息的研究对象及范围，并基于知识类微博信息与其他网络信息的区别，提出一种可行的知识类微博信息质量评价方法。从理论上，结合文献调研、用户调研与用户信息需求分析，构建了包含信息可靠性、信息共享性、信息互动性、信息易得性、信息权威性五个维度的知识类微博信息质量评价指标体系，为后续的知识类微博相关研究提供可参考的评价指标，并探讨了现有评价方法的局限性，以 TOPSIS、RBF 为基础构建了知识类微博信息质量的评价模型，该模型搭建的可迁移评价流程亦能用于其他种类的信息质量评价当中。从实践上，本文利用 TOPSIS 综合评价方法及 RBF 神经网络，对真实用户的评分数据进行仿真实验，得到精确率 94%的评价模型，证明该理论模型的预测效果与实际用户评价情况相吻合，能够较为合理和精确地模拟用户评价，为微博及其他社会化媒体平台针对性地改善信息环境、优化知识服务、提高用户满意度提供参考。

同时，本文在实验样本、实验人员的选取上还存在不足，对知识类微博的种类覆盖不全，问卷调研的人数有限；且对于已确立的评价指标体系未做重复的调研和分析验证其合理性，因此后续的研究中还需继续完善。除此之外，微博与各平台间的知识类信息在质量上的差异、评价方法的横向比较与优化等方面也值得继续探讨。

参考文献：

[1] CNNIC. 第 50 次中国互联网络发展状况统计报告[R]. 北京: 中国互联网络信息中心, 2022.

[2] 环球市场播报. 微博发布2022年第二季度财报[EB/OL]. [2022-10-3]. https://finance.sina.com.cn/stock/usstock/c/2022-09-01/doc-imizmscv8689449.shtml?finpagefr=p_108
[3] JIN K. The institutionalization of YouTube: From user-generated content to professionally generated content[J]. Media, Culture & Society, 2012(34): 53-67.
[4] 蔡俊君. 微博医生用户社会资本与知识共享意愿相关性研究[D]. 哈尔滨：哈尔滨工业大学, 2020.
[5] 郭力维. 基于微博社区的知识交流与传播研究[D]. 武汉：华中师范大学, 2012.
[6] 曾灵. "中科院之声"知识传播现状研究[J]. 情报工程, 2021, 7(06): 14-30.
[7] 童淑婷, 刘志毅. 知识的普惠——短视频与知识传播研究报告[R]. 北京：清华大学新闻与传播学院, 中国科学报社, 字节跳动平台责任研究中心, 2019.
[8] KARGAR J, AZIMZADEH M, RAMLI R. An experimental framework for ranking quality of information on weblog[C]. The international conference on information quality(ICIQ). Cambridge, USA: MIT, 2008: 29-43.
[9] 莫祖英, 马费成, 罗毅. 微博信息质量评价模型构建研究[J]. 信息资源管理学报, 2013 (2): 12-18.
[10] AGARWAL N, YILIYASI Y. Information quality challenges in social media[C]//International conference on information quality (ICIQ). Little Rock, USA: ICIQ, 2010: 1-15.
[11] SORA K. An evaluation model of information quality of UCC service site[J]. The Korea academia-industrial cooperation Society, 2010(11): 2818-2826.
[12] BOYUAN W, LEI L, XIN L. Evaluating quality of Web2.0 UGC based on user authority and topic distribution[C]. 2013 16th International symposium on wireless personal multimedia communications (WPMC). Piscataway, USA: IEEE, 2013: 1-6.
[13] MEREDITH M, SCOTT C, ASTA R, et al. Tweeting is believing? Understanding microblog credibility perception [C]//Proceedings of the ACM 2012 conference on computer supported cooperative work. New York, USA: ACM, 2012: 441-450.
[14] 冯缨, 张瑞云. 基于用户体验的微博信息质量评估研究[J]. 图书馆学研究, 2014(09): 62-67, 101.
[15] 胡媛, 韦肖莹, 王灿. 微博信息质量评价指标体系构建研究[J]. 情报科学, 2017, 35(06): 44-50.
[16] YINGCHENG X, YIBIN W, XIULI N, et al. Constructing and applying influence evaluation model of web quality information for consumer products[C]. 5th international conference on education, management and information technology(ICEMIT), Yantai, China: ICEMIT, 2019. DOI: 10.25236/icemit.2019.026
[17] DELONE H, MCLEAN R. The DeLone and McLean model of information systems success: a ten-year update[J]. Journal of management information systems, 2003, 19(4): 9-30.
[18] MUSTO J, DAHANAYAKE A. An approach to improve the quality of user-generated content of citizen science platforms. ISPRS International journal of geo-information[J]. 2021,10(7):434.
[19] BESIKI S, LES G, MICHAEL B, et al. A framework for information quality assessment[J]. Journal of the American society for information science and technology, 2007, 58(12): 1720-1733.
[20] 盛宇. 基于内容的微博信息质量评价研究-以新浪微博为例[J]. 情报科学, 2013, 31(5): 51-66.

[21] 朱益平，杜海娇，张佳，等. 基于RS-BP神经网络的政务微信公众号信息质量评价模型研究[J]. 情报科学，2021，39(02)：54-61，69.
[22] DESMAL J，OTHMAN K，HAMID S. Exploring the information quality of mobile government services: a literature review[J/OL]. Peerj computer science. [2022-12-10] https://peerj.com/articles/cs-1028/#
[23] 胡崇奎. 信息共享性的理论基础——信息基因复制原理[J]. 情报科学，1990(02)：28-31.
[24] 韩筱. 社交媒体舆论的“虚拟互动”场景特征[J]. 传媒，2020(6)：61-63.
[25] RUSSELL W，RULZION R，ANTHONY G. Online accessibility and information needs of disabled tourists: a three country hotel sector analysis[J]. Journal of electronic commerce research，2007，8(2)：157-171.
[26] 袁毅. 可配置参数的社交媒体信息质量评价框架研究[J]. 河北学刊，2019，39(04):153-158.
[27] 桑运鑫，方俊伟，滕文鑫. 基于用户体验的网络健康社区信息质量评价模型研究[J]. 情报探索，2017(10)：19-25.
[28] 赵宏亮. 税务微信信息质量评价研究[D]. 河北:河北大学,2021.
[29] 范佳佳，叶继元. 基于结构方程的科技网站信息质量评价模型构建及应用[J]. 图书馆杂志，2016，35(09)：66-75.
[30] 郭锦雯，郭美玲，王彬璇. 基于灰色关联度分析的突发公共卫生事件省级政府网站信息公开能绩评价研究[J]. 情报工程，2022，8(1)：90-99.
[31] 李世辉，葛玉峰，王如玉. 基于改进变权物元可拓模型的碳信息披露质量评价[J]. 统计与决策，2019，35(21)：57-61.
[32] 裘江南，翁楠，徐胜国. 基于C4.5的维基百科页面信息质量评价模型研究[J]. 情报学报，2012，31(12)：1259-1264.
[33] 李全喜，徐嘉微，魏骏巍，等. 基于BP神经网络的共享服务平台资源信息质量评价研究——以短租类共享服务平台为例[J]. 图书情报工作，2019，63(10)：125-133.
[34] HWANG C，YOOK K. Multiple attribute decision making: methods and applications，a state-of-the-art survey[M]. New York: Springer Berlin Heidelberg，1981.
[35] 张炎亮，鹿晴晴. 基于DANP和TOPSIS法的服务质量满意度分析——以网络餐饮平台为例[J]. 计算机应用研究，2020，37(7)：2082-2086.
[36] 陈岚枫，潘志明，黄丽杨，等. 基于主成分分析法与加权TOPSIS法的医疗质量评价研究[J]. 医院管理论坛，2022，39(4)：29-31,6.
[37] 余方琪，刘龙威. 基于熵权TOPSIS模型的农业生态环境质量评价——以淳安县为例[J].安徽农业科学，2022，50(10)：51-53，58.
[38] 傅为忠，储刘平. 长三角一体化视角下制造业高质量发展评价研究——基于改进的CRITIC-熵权法组合权重的TOPSIS评价模型[J]. 工业技术经济，2020，39(9)：145-152.
[39] 么大锁，贺莹，于洋洋. 基于RBF神经网络和遗传算法的注塑成型质量控制与预测[J]. 塑料工业，2020，48(4)：71-76.
[40] 徐天河，李耸，王帅民，等. 顾及气象数据的中国区域对流层延迟RBF神经网络优化模型[J]. 测绘学报，2022，51(8)：1690-1707.
[41] CHEN Y. College English teaching quality evaluation system based on information fusion and optimized RBF neural network decision algorithm [J/OL]. Journal of sensors. [2022-10-4] https://doi.org/10.1155/2021/6178569
[42] 肖鹏，王柯强，黄振林. 基于IABC和聚类优化RBF神经网络的电力信息网络安全态势评估[J]. 智慧电力，2022，50(6)：100-106.
[43] 王小川，史峰，郁磊等. MATLAB神经网络43个案例分析[M]. 北京：北京航空航天大学出版社，2013：59-60.

作者贡献说明：

尤瑾：研究思路设计、数据收集、模型构建及仿真实验、论文起草与修订；

朱学芳：论文选题与研究框架设计、论文修订、论文审核。

Model Construction and Empirical Study on Information Quality Evaluation of Knowledge-based Microblogs from Users' Perspective

You Jin，Zhu Xuefang
School of Information Management, Jiangsu Key Laboratory of Data Engineering and Knowledge Service, Nanjing University, Nanjing, 210023

Abstract： [Purpose/Significance] The evaluation indicators system and evaluation model of knowledge-based microblog information quality are constructed to provide reference for the improvement of knowledge-based microblog information quality and microblog knowledge services. [Method/Process] The evaluation index system was established through literature research and questionnaire research. User rating data were collected for empirical analysis, and TOPSIS was used to calculate the comprehensive score of 30 knowledge-based microblogs, and the data was input into RBF neural network for simulation training. [Result/Conclusion] The test results show that the error between the simulation value and the actual score value of the knowledge-based microblog information quality evaluation model established in this paper is within 6%. The model can accurately fit the user scoring data, and is suitable for the microblog information quality evaluation scenario under the complex multi-dimensional index system, and has certain reference significance for the knowledge-based microblog and other types of microblog information quality evaluation.

Keywords： knowledge-based microblog，information quality evaluation，evaluation indicator，users' perspective，TOPSIS，RBF